

TOPOLOGI KEJIRANAN GABUNGAN RANGKAIAN KOHONEN DAN *PARTICLE SWARM OPTIMIZATION* (PSO)

Fadni Bin Forkan¹ & Siti Mariyam Binti Hj Shamsuddin²

¹Fakulti Sains Komputer & Sistem Maklumat, Universiti Teknologi Malaysia, 81310 Skudai, Johor
fuelcon@gmail.com

²Fakulti Sains Komputer & Sistem Maklumat, Universiti Teknologi Malaysia, 81310 Skudai, Johor
mariyam@fksm.utm.my

ABSTRAK

Dalam kertas kerja ini, prestasi pembelajaran dalam rangkaian kohonen melalui Particle Swarm Optimization (PSO) dengan dua topologi yang berbeza (gbest dan lbest) dikaji. PSO digunakan dalam penentuan pemberat yang terbaik dalam pembelajaran rangkaian kohonen. Ini bertujuan untuk mempercepatkan proses pembelajaran dalam rangkaian kohonen serta berupaya untuk menjana hasil yang diinginkan semasa proses pengujian rangkaian dan membentuk turutan pemberat yang teratur. Ujikaji yang dilakukan adalah menggunakan fungsi jarak eucildean sebagai fungsi padanan dalam pencapaian nilai ralat minima pada bilangan iterasi yang kecil.

KATA KUNCI

Kepintaran *Swarm*, topologi kejiranan.

1. Pengenalan

Particle Swarm Optimization (PSO) telah diperkenalkan oleh J. Kennedy *et. al.* pada 1995 sebagai satu teknik pengoptimuman berasaskan kepada kepintaran kerumunan (swarm) dan teori umum seperti kumpulan burung berterbangan, kumpulan ikan dan juga kelakuan sosial manusia [1]. Secara keseluruhan, idea dan struktur algoritma ini adalah berasaskan kepada pengiraan evolusi (evolutionary computation). Kemudian, teknik ini telah menjadi satu alternatif kepada algoritma genetik piawai dan teknik pengoptimuman lalaran yang lain [2]. Kelebihan algoritma ini berbanding kepada algoritma lain adalah ianya amat ringkas.

Algoritma ini dimulakan dengan satu populasi calon penyelesaian yang rawak atau dipanggil sebagai partikel. Setiap partikel diberi nilai halaju rawak dan bergerak melalui suatu ruang masalah (problem space). Ianya bergerak ke arah satu lokasi yang mempunyai satu nilai padanan yang terbaik diantara partikel dan daripada lokasi nilai padanan terbaik untuk kesemua populasi. Dua kaedah yang sering digunakan dalam PSO dikenali sebagai model gbest dan model lbest. Model gbest boleh menumpu pada penyelesaian masalah dengan pantas namun ianya sering terperangkap dalam nilai optimum tempatan, manakala model lbest berupaya melepasi nilai optimum tempatan. [3]. Kaedah utama PSO adalah berasaskan

kepada pengalaman dan data yang diberi, tetapi topologi populasi algoritma ini belum dikaji sepenuhnya. Terdapat beberapa kertas kerja mengenai kesan jenis topologi yang berlainan [4],[6], [7], [8] namun percanggahan timbul pada hasil kajian mereka.

Keseluruhan kandungan kertas kerja yang seterusnya adalah seperti berikut: bahagian 2 mengandungi penerangan tentang kepintaran kerumunan (*swarm*) termasuk algoritma asas dan parameter-parameter yang terlibat dalam PSO. Bahagian ke-3 pula membincangkan topologi kejiranan yang akan digunakan dalam PSO. Akhir sekali, bahagian 4 mengandungi kesimpulan dan cadangan bagi pelaksanaan kajian pada masa hadapan.

2. Kepintaran *Swarm*

Kepintaran *swarm* pertama kali digunakan dalam bidang sistem robotik selular oleh Beni, Hackwood dan Wang [5] sekitar awal 90-an. Dalam konsep ini, agen-agen mengisi pemetaan grid 2 atau 3 dimensi untuk menjana pola dan memetakan diri sendiri melalui tindakbalas jiran-terdekat. Menurut Bonabeau (1999) [5], kepintaran *swarm* adalah

“sebarang usaha untuk membangunkan algoritma atau penyelesaian masalah berdasarkan tingkahlaku sosial

koloni serangga atau komuniti haiwan yang lain.”

Secara amnya, *swarm* dirujuk kepada sebarang kumpulan agen atau individu yang saling berhubungan. Contoh terbaik *swarm* adalah satu kelompok lebah yang mengurumuni (*swarming*) sarang lebah. Metafor ini juga boleh digambarkan melalui sistem-sistem lain yang mempunyai senibina atau perlakuan yang sama. Contoh lain adalah sekumpulan semut, burung, ikan ataupun sistem imunisasi dalam tubuh manusia yang terdiri daripada sel-sel dan molekul termasuk sekumpulan manusia yang sedang berhimpun.

Dalam konsep *swarm*, tiada satupun individu yang menjadi ketua atau mengawal individu lain. Untuk tujuan itu, terdapat 2 konsep asas dalam kepintaran *swarm*: pengurusan-sendiri dan pembahagian tugas. Konsep pengurusan-sendiri ditakrif sebagai mekanisme dinamik yang menghasilkan satu struktur pada peringkat sejagat bagi sesuatu sistem perhubungan antara komponen. Mekanisma ini mengiktiraf peraturan asas yang membolehkan interaksi antara komponen-komponen bagi sistem tersebut [5]. Manakala pembahagian tugas pula menggambarkan bagaimana tugas-tugas yang berbeza dilaksanakan oleh individu-individu dalam sesuatu sistem secara serentak. Sebagai contoh, dalam satu koloni semut, terdapat sebahagiannya yang menjaga dan mengawal sarangnya, sebahagian lagi membawa makanan, manakala sebahagian menjaga telur-telurnya. Individu-individu yang berada dalam lingkungan atau kelas yang sama lazimnya melaksanakan tugas yang sama. Gambaran-gambaran inilah yang cuba ditiru oleh kepintaran *swarm* dalam mencari penyelesaian bagi sesuatu masalah yang dihadapi.

2.1 Particle Swarm Optimisation (PSO)

Matlamat pengoptimuman adalah untuk mendapatkan penyelesaian terbaik bagi sesuatu masalah, iaitu penyelesaian optimum. Definisi formal bagi masalah pengoptimuman adalah seperti berikut:

Definisi 1 (Masalah pengoptimuman): Katalah S adalah ruang carian dan $F \subseteq S$ serta f adalah fungsi kesesuaian. Masalah pengoptimuman adalah untuk mencari $\vec{x} \in F$, iaitu,

$$f(\vec{x}) \leq f(\vec{y}) \text{ untuk masalah minimum} \quad (1)$$

dan

$$f(\vec{x}) \geq f(\vec{y}) \text{ untuk masalah maksimum} \quad (2)$$

bagi setiap $\vec{y} \in F$. Dalam kes ini, \vec{x} adalah optima sejagat. Fungsi kesesuaian f adalah sama ada numerik ($f: S \rightarrow \mathbb{R}$) atau ordinal ($f: S \times S \rightarrow S$). Jika numerik, maka definisi ini merupakan masalah pengoptimuman secara numerik.

Definisi optima setempat adalah seperti berikut:

Definisi 2 (Optima Setempat): Pertama, jarak antara kedua penyelesaian ditakrif: $dist: S \times S \rightarrow \mathbb{R}$. Kemudian, untuk semua $\vec{x} \in S$, jiran bagi \vec{x} , $N(\vec{x})$, ditakrif sebagai:

$$N(\vec{x}) = \{\vec{y} \in S \mid dist(\vec{x}, \vec{y}) \leq e\}. \quad (3)$$

Akhir sekali, penyelesaian $\vec{x} \in F$ adalah minimum setempat jika $f(\vec{x}) \leq f(\vec{y})$ untuk semua $\vec{y} \in N(\vec{x})$ dan maksimum setempat jika $f(\vec{x}) \geq f(\vec{y})$ untuk semua $\vec{y} \in N(\vec{x})$. Optima setempat boleh jadi sama ada minimum setempat atau maksimum setempat.

2.2 Algoritma Asas PSO

Sebagai contoh, suatu algoritma partikel *swarm* untuk pengoptimuman bagi fungsi selanjat dan nilai-nyata dalam n-dimensi ruang, \mathbb{R}^n . Populasi dipanggil *swarm*, S . *Swarm* terdiri daripada beberapa partikel yang bergerak dalam ruang carian, S . Hubungan kejiranan N ditakrif dalam *swarm*. N menentukan semua partikel p_i dan p_j sama ada mereka berjiran atau tidak, dan kita boleh bagi setiap partikel p diberi kawasan kejiranan, $N(p)$, yang terdiri daripada semua

jiran p . Fungsi kesesuaian f mesti ditakrif untuk membandingkan calon-calon penyelesaian dalam ruang carian S , yang merupakan subset bagi \mathbb{R}^n , dan dipetakan kepada nombor-nombor nyata, sebagai contoh: $f: S \subseteq \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$. PSO hanya membandingkan kesesuaian, maka fungsi kesesuaian ordinal sudah mencukupi. Setiap partikel p mempunyai dua keadaan pembolehubah:

- kedudukan terkininya: $\vec{x}(t)$,
- hadlaju terkininya: $\vec{v}(t)$,

Begitu juga dengan ingatan kecil yang mengandungi:

- kedudukan terbaik sebelumnya: $\vec{p}(t)$, dan
- $\vec{p}(t)$ terbaik bagi semua $p \in N(p): \vec{g}(t)$,

iaitu, $\vec{x}(t)$, $\vec{p}(t)$, $\vec{g}(t)$, dan $\vec{v}(t)$ adalah vektor n -dimensi.

PSO mempunyai 3 parameter:

- v_{\max} , yang membatasi hanya bagi setiap koordinat $\vec{v}(t)$ hingga $V = [-v_{\max}, v_{\max}]$, dan
- ϕ_1 dan ϕ_2 yang menentukan kesan $\vec{p}(t)$ dan $\vec{g}(t)$, dalam rumus pengemaskinian hadlaju.

Swarm dimulakan pada masa $t=0$ dengan meletakkan partikel-partikel secara rawak dan berteraburan secara seragam dalam S dan memberi nilai rawak dan seragam pada vektor hadlaju $\vec{v}(0)$ daripada V . Seterusnya kita setkan $\vec{p}(0) = \vec{g}(0) = \vec{x}(0)$.

Proses pengoptimuman secara iteratif bermula selepas penentuan nilai awal tersebut. Ungkapan bagi kedudukan partikel dan hadlaju pada peringkat seterusnya diberi oleh rumus rekursif berikut:

$$\vec{v}(t+1) = \vec{v}(t) + \phi_1(\vec{p}(t) - \vec{x}(t)) + \phi_2(\vec{g}(t) - \vec{x}(t)) \quad (4)$$

$$\vec{x}(t+1) = \vec{x}(t) + \vec{v}(t+1). \quad (5)$$

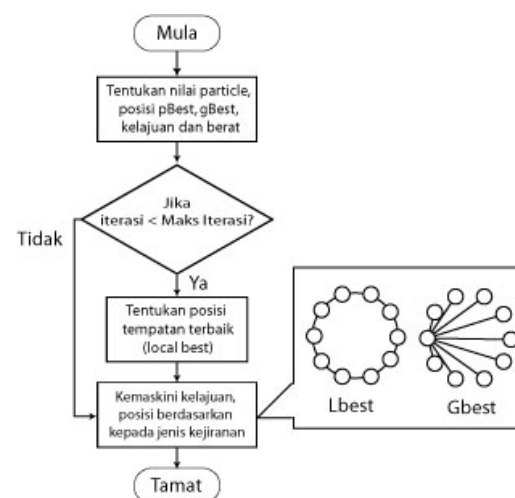
Posisi partikel pada masa $t+1$ dikira sebagai jumlah posisi lama $\vec{x}(t)$ dan hadlaju terkini $\vec{v}(t+1)$. Seterusnya hadlaju $\vec{v}(t+1)$

dikemaskini sebagai jumlah antara hadlaju partikel yang lama $\vec{v}(t)$, bahagian pembelajaran kognitif $\phi_1(\vec{p}(t) - \vec{x}(t))$, dan bahagian pembelajaran sosial $\phi_2(\vec{p}(t) - \vec{x}(t))$.

Selepas mengira hadlaju dan posisi untuk masa $t+1$, iterasi pertama algoritma telah tamat. Selalunya, proses ini diulang sehingga mencapai bilangan iterasi yang ditakrif, atau sehingga penyelesaian terbaik telah dicapai oleh algoritma tersebut, atau sehingga penggunaan CPU yang maksimum tercapai.

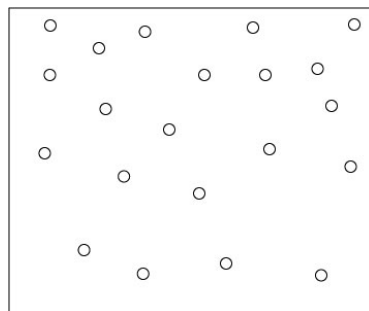
Semasa carian, partikel-partikel dalam *swarm* saling bertukar-tukar maklumat tentang posisi dan nilai kesesuaian masing-masing. Hasil komunikasi ini membolehkan *swarm* belajar dan menakrif semula pengetahuannya tentang ruang carian, dan bergerak seterusnya untuk mencari ruang carian yang lebih baik. Ini menyamai analogi pergerakan sekumpulan burung yang terbang dan sedang mencari makanan, juga sekumpulan serangga seperti lebah dan semut semasa membina sarang, dan pemikiran manusia yang saling berhubung. Analogi ini adalah keadaan semulajadi tentang penakrifan maklumat dan pengetahuan melalui kerjasama yang mengilhamkan pembangunan PSO. Oleh itu, sebagai hasil bagi persamaan 4 dan 5 di atas, *swarm* akan mengenalpasti dan memasuki kawasan yang berpotensi dalam ruang carian secara pengurusan-sendiri dengan membuat perbandingan dan penyalinan antara satu sama lain.

3. Topologi Kejiranan

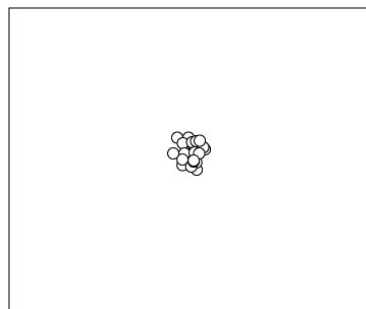


Rajah 1: Carta Alir Algoritma Pembelajaran Rangkaian Kohonen menggunakan PSO

PSO secara umumnya dikenali sebagai satu populasi vector dengan trajektori berayun dalam kawasan yang ditakrif oleh nilai individu terbaik partikel dan nilai terbaik beberapa individu partikel yang lain. Banyak kaedah telah digunakan untuk mengenalpasti partikel lain yang mempengaruhi suatu individu partikel tersebut. Eberhart dan Kennedy telah memperkenalkan dua keadeh umum yang dipanggil “model gbest” dan “model lbest” [3]. Dalam model lbest, partikel hanya mempunyai nilai informasi pada diri sendiri dan partikel yang terdekat sahaja.



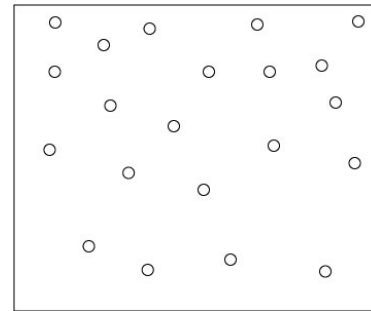
Iterasi Awal



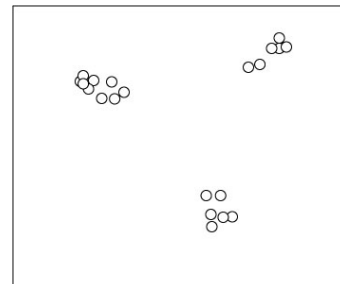
Iterasi Akhir

Rajah 2: Hasil kejiranan Global (gbest).

Bagi populasi gbest, trajektori bagi setiap partikel dipengaruhi oleh satu titik terbaik dalam partikel untuk kesemua populasi. Titik terbaik ini berfungsi sebagai daya penarik, iaitu partikel yang lain akan bergerak menuju ke arah titik terbaik itu tadi. Akhirnya kesemua partikel akan menumpu pada kedudukan tersebut.



Iterasi Awal



Iterasi Akhir

Rajah 3: Hasil kejiranan Tempatan.(lbest)

Populasi lbest membenarkan setiap partikel hanya dipengaruhi oleh partikel yang terdekat sahaja dalam ruang masalah. Partikel yang terpilih tidak mempunyai hubungan dengan partikel daripada kejiranan yang berlainan. Pada umumnya, kejiranan lbest terdiri daripada dua kejiranan. Apabila bilangan kejiranan berkurangan, model ini adalah bersamaan dengan model gbest.

Terdapat berbagai konsep untuk kejiranan, ianya dilihat sebagai kejiranan spatial yang ditentukan oleh jarak Euclidean posisi dua partikel yang terlibat atau sebagai kejiranan sosiometrik (contoh: posisi indek dalam tatasusunan). Konsep ini selalu digunakan disebabkan oleh dua motif: jika ruang kooordinat diwakilkan dengan kebolehan mental atau skil, dua individu yang serupa mungkin tidak akan berjumpa dalam masa hayat mereka. Motif yang kedua adalah berkaitan dengan usaha pengiraan dalam jarak Euclidean apabila berdepankan dengan bilangan partikel yang banyak. Pada setiap lelaran, jarak diantara dua partikel dikira dan nilai terdekat partikel telah pun disusun.

Dalam PSO, partikel menuju ke arah nilai optimum yang global dalam ruang masalah. Perbezaan antara model lbest dengan model gbest merupakan saiz kejiranan.

Terdapat dua ukuran prestasi utama dalam PSO. Pertama, hasil fungsi terbaik diperolehi dalam masa lelaran tertentu, seperti masa

lelaran adalah 600. Kemungkinan algoritma ini boleh memperoleh hasil yang baik walaupun berada dalam optima tempatan. Kedua, adalah bilangan lelaran diperlukan untuk algoritma ini memenuhi kriteria yang diberi. Jika kriteria tidak dipenuhi pada masa lelaran yang lama, ukuran prestasi dianggap sebagai infinit. Oleh itu, satu kaedah ditimbulkan, iaitu pembolehubah binary yang menentukan algoritma ini memenuhi kriteria atau tidak. Kadar kejayaan ini diperolehi melalui jumlah dan purata lelaran bagi yang berjaya dipenuhi.

4. Kesimpulan dan Cadangan Masa Hadapan

Hasil daripada ujikaji pertama iaitu pengelasan yang dijalankan ke atas data-data universal menggunakan rangkaian Kohonen-swarm dengan topologi kejiranan gbest, didapati rangkaian menumpu kepada satu unit partikel sahaja. Ini bermakna hasil rangkaian Kohonen-swarm yang dibangunkan hanya menghasilkan satu kelas global sahaja

Ini disebabkan oleh fungsi kejiranan gbest yang mengenalpasti satu partikel tunggal sebagai terbaik. Keadaan ini tidak sesuai terhadap masalah pengelasan di mana terdapat lebih daripada satu kelas yang perlu dikenalpasti.

Bagi mengatasi masalah ini, kajian seterusnya akan dijalankan dengan menggunakan topologi kejiranan gbest iaitu mencari partikel terbaik bagi beberapa kejiranan setempat. Untuk setiap kejiranan, rangkaian Kohonen-swarm perlu mengenalpasti partikel terbaik yang seterusnya mewakili kelas-kelas yang bakal diperolehi hasil daripada proses latihan rangkaian tersebut.

Rujukan

- [1] Kennedy, J. & Eberhart, R.C. "Particle Swarm Optimization". Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, IV. 1995. pp. 1942-1948.
- [2] Eberhart R. C. and Shi Y. "Comparison between genetic algorithms and particle swarm optimization", Proceedings of 7th annual conference on evolutionary computation. 1998. pp. 611-616
- [3] Kennedy J. and Eberhart R. , Swarm Intelligence, Morgan Kaufmann Publishers, Inc., San Francisco, CA . 2001.
- [4] Sugathan P.N. "Particle Swarm Optimiser with Neighbourhood Operator", Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computing, Vol.III, .1998. pp. 1958-1964
- [5] Vesterstrom, J. & Riget, J. Particle Swarm. Masters Thesis. 2002
- [6] Kennedy J. "Small worlds and megaminds: Effects of neighborhood topology on particle swarm performance", Proceedings of IEEE conference on Evolutionary Computation. 1999. pp. 1931-1938
- [7] Carlisle A. and Dozier G. "An off-the-shelf PSO", Proceedings of the Particle Swarm Optimization Workshop, Indianapolis, IN, 2001.
- [8] Peer E. S., van den Bergh F., and Engelbrecht A. P. "Using Neighborhoods with the guaranteed Convergence PSO", Proceeding of IEEE conference on Evolutionary Computation.2003. pp. 235242